

基于相控高斯核的多聚焦图像景深模拟

肖进胜^{1,2} 杜康华¹ 涂超平¹ 雷俊锋^{1*} 钱超¹

(¹ 武汉大学电子信息学院, 湖北 武汉 430072
² 武汉大学测绘遥感信息工程国家重点实验室, 湖北 武汉 430079)

摘要 针对普通相机无法拍摄出符合视觉美感的背景虚化图像的问题,提出了一种基于相控高斯核的多聚焦图像景深模拟算法。对多聚焦图像进行热扩散方程的数学建模,提出自适应的初始化图像深度值来优化求解偏微分方程,通过正则化得到修正后的图像深度信息,分离出前景和背景;并提出一种基于相控高斯核的景深模拟算法来模拟大光圈相机得到的背景虚化效果。理论分析和实验表明,与已公开的算法相比,本算法能准确的提取出图像的深度信息,并模拟出真实的景深效果。

关键词 图像处理;景深模拟;相控高斯核;热扩散方程;多聚焦图像

中图分类号 TP391.9 **文献标识码** A **doi**: 10.3788/AOS201434.1011006

Depth of Field Simulation Display for Multi-Focus Images Based on Phased Gaussian Kernel

Xiao Jinsheng^{1,2} Du Kanghua¹ Tu Chaoping¹ Lei Junfeng¹ Qian Chao¹

(¹ School of Electronic Information, Wuhan University, Wuhan, Hubei 430072, China
² State Key Laboratory of Information Engineering in Surveying, Mapping and Remote Sensing,
Wuhan University, Wuhan, Hubei 430079, China)

Abstract The visual beauty bokeh effect cannot be taken by non single-lens reflex camera, therefore a simulation algorithm for depth of field is presented based on multi-focus image depth information extraction. The mathematical model of heat diffusion equation is built for the multi-focus images. The adaptive depth values of initial image are proposed to optimize the solution of partial differential equation. The foreground and background are acquired by splitting the adjusted depth image obtained through regularization. Also, a simulation algorithm for depth of field based on phased Gaussian kernel is proposed to simulate the blur effect in the background caused by a wide aperture camera. Compared with other published algorithms, the results show that this algorithm can not only extract the depth information of the image accurately but also simulate the real depth of field effect.

Key words image processing; depth of field simulation; phased Gaussian kernel; diffusion equation; multi-focus images

OCIS codes 110.1758; 110.3010; 330.6100

1 引言

景深(DOF)是透镜系统成像的重要特征。通过透镜系统对现实世界成像时,处于聚焦面处的物体清晰成像于像平面,而处于聚焦范围以外的物体其成像是模糊的。背景虚化(也称浅景深)技术,是摄影师们广泛使用的一种能够很好的突出主体,表达视觉美感的拍摄手段。但是,由于受到普通便携

相机硬件设备的限制,具有背景虚化效果的照片往往只能通过昂贵的单反相机拍摄获得。现在的虚拟现实系统,没有引进景深效果,整个虚拟场景均是清晰的,一方面使得虚拟世界看起来不够逼真,另一方面由于人眼注意力分布于整个场景,眼球长期处于紧张状态,引起虚拟现实系统中常有的眼睛的疲劳^[1]。要想实现符合光学原理的景深效果,需要构

收稿日期: 2014-03-21; 收到修改稿日期: 2014-06-24

基金项目: 国家自然科学基金项目(91120002)、国家留学基金(留金发[2013]3050)

作者简介: 肖进胜(1975—),男,博士,副教授,主要从事视频图像处理与显示等方面的研究。E-mail: js_xiao@tom.com

* 通信联系人。E-mail: jflei@whu.edu.cn

造图像场景的三维结构即图像中物体的深度信息,分离出前景,突显主体,取出背景进行景深效果模拟来实现。

在估计图像深度信息方面的主流方法是构建基于偏微分方程的数学模型来模拟图像在光学成像系统中的成像过程,来获取图像场景的深度信息。Pentland^[2]首次将散焦深度恢复技术(DFD)引入到计算机图形学。Favaro等^[3]用泊松分布和高斯函数^[4]等模拟点扩散函数,通过建立热扩散模型求解偏微分方程估计出图像深度信息^[5]。田延冰等^[6]提出了一种基于全景环形透镜的全景环带立体成像系统的立体信息提取方法。然而这些算法都存在深度信息估计不连续,边缘信息估计不准确等问题,对后面的背景虚化处理也没有提出有益的解决思路。考虑边缘位置的散焦模糊量,唐昌等^[7]通过边缘位置的谱振幅来得到深度信息,这种方法需要图片具有一定的模糊度才能得到较好的深度信息,计算量大。本文采用基于偏微分方程的深度提取算法,在建立热扩散方程的基础上提出了一种自适应的深度初始化方法,相对于使用固定平面的深度初始化,能提高深度估计的准确性并有效的减少解方程的迭代次数。

目前在计算机图形学应用领域,关于浅景深的研究主要通过滤波和渲染两种方法。许向阳等^[8]通过研究人眼视觉的视锐度特性模拟距离变大引起的视觉模糊。Lee等^[9]提出非均匀过滤的mipmap插值技术,试图解决预模糊技术所产生的模糊图像和清晰图像混合后互相影响的问题,但该方法图像质量不理想。吴佳泽等^[10]从渲染入手,通过搭建精确的透镜色散模型并对色散部分进行渲染来绘制出较为逼真的散景效果,但计算的复杂性限制图像的实时显示。通过渲染实现景深需要搭建一定的环境,与高斯滤波^[11]相比有一定的局限性。为了达到景深的模拟效果,本文对高斯滤波进行改进,利用复数形式的相控高斯滤波模拟透镜的不同方向来产生景深模拟效果,其效果更逼近单反相机拍摄的虚化效果。

本文算法采用自适应的深度平面,减少迭代次数的同时得到的深度信息图有更好的对比度。基于相控高斯核的景深模拟将多个复数高斯核进行叠加形成类似光斑的分布,相比传统高斯只是简单的模糊图像,相控高斯考虑到光学成像,更具有层次感和美感。实验结果表明,本文的算法能获得较好的深度信息,并具有和单反相机拍摄类似的景深模拟效果。

2 改进的基于热扩散方程的多聚焦图像深度信息提取算法

2008年,由Favaro等^[5]提出了一种利用物理模型来模拟光学成像系统的深度提取算法,基于热扩散理论进行深度信息提取。图像的光学成像模型可以表示为

$$I(y, b) = \int_{\mathbb{R}^2} h(y, x, b) r(x) dx, \quad \forall y \in \Omega \subset \mathbb{R}^2, \quad (1)$$

式中 $h(y, x, b)$ 为空间点扩散函数, b 为图像弥散圈的模糊半径, $r(x)$ 为场景空间坐标为 x 处的亮度辐射函数, $I(y, b)$ 为图像坐标为 y 处的像素值。用高斯函数来模拟这个空间点扩散函数,即

$$h(y, x, b) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} \exp\left(-\frac{\|x-y\|^2}{2\sigma^2}\right), \quad (2)$$

式中图像的模糊度 $\sigma = \gamma b$,其中 γ 为大于0的常数,根据光学成像方程^[12],弥散圆半径 b 的计算式子如下^[5]:

$$b = \frac{Dv}{2} \left| \frac{1}{f} - \frac{1}{v} - \frac{1}{s} \right|, \quad (3)$$

式中 D 为镜头孔径, f 为焦距, v 为像距, s 为物距。联立(1)和(2)式,对于输入的多聚焦图像 $I_1(y)$ 和 $I_2(y)$, $I_1(y)$ 经过空间点扩散得到 $I_2(y)$,则有

$$I_2(y) = I(y, b_2) = \int \frac{1}{2\pi\Delta\sigma^2} \exp\left(-\frac{\|x-y\|^2}{2\Delta\sigma^2}\right) \times I(y, b_1) dx, \quad (4)$$

其中图像 $I_2(y)$ 和图像 $I_1(y)$ 之间的相对模糊度为: $\Delta\sigma^2 = \sigma_2^2 - \sigma_1^2$ 。

记整个图像区域为 Ω 。其中 $I_1(y)$ 比 $I_2(y)$ 清晰的区域记为 Ω_+ ,有 $\Delta\sigma^2 > 0$;其他区域记为 Ω_- , $\Delta\sigma^2 \leq 0$ 。然后对输入的多聚焦图像 $I_2(y)$ 和 $I_1(y)$ 建立相对正扩散的热扩散方程模型,分别确定各自的正扩散区域,即:

$$\begin{cases} \frac{\partial u(y, t)}{\partial t} = \begin{cases} \nabla \cdot (c(y) \nabla u(y, t)), & y \in \Omega_+ \\ \nabla \cdot [-c(y) \nabla u(y, t)], & y \in \Omega_- \end{cases}, \\ u(y, 0) = \begin{cases} I_1(y), & \forall y \in \Omega_+ \\ I_2(y), & \forall y \in \Omega_- \end{cases} \end{cases}, \quad (5)$$

式中 $t \in (0, \infty)$,式中 ∇ 是梯度算子 $\left[\frac{\partial u}{\partial y_1} \quad \frac{\partial u}{\partial y_2}\right]^T$,

$\nabla \cdot$ 是散度算子 $\sum_{i=1}^2 \frac{\partial}{\partial y_i}$,其中 $c(y)$ 是 $I_2(y)$ 和 $I_1(y)$ 之间的扩散系数^[5]:

$$c(y) = \frac{\Delta\sigma^2}{2\Delta t} = \frac{\gamma^2(b_2^2 - b_1^2)}{2\Delta t}. \quad (6)$$

联立(3)式和(6)式,可以得到

$$c(y) = \frac{\gamma^2 D^2}{8\Delta t} \left[v_2^2 \left(\frac{1}{f} - \frac{1}{v_2} - \frac{1}{s(y)} \right)^2 - v_1^2 \left(\frac{1}{f} - \frac{1}{v_1} - \frac{1}{s(y)} \right)^2 \right], \quad (7)$$

在求解热扩散方程(5)式的时候,算法^[5]对图像中的每个点初始化一个深度值

$$s(y) = \frac{(v_1 + v_2)f}{v_1 + v_2 - 2f}, \quad (8)$$

然后代入(7)式,通过迭代得到方程(5)的数值解。这里用一个固定的值来初始化整幅图像的深度信息,不能准确的反应场景的真实信息,并且会使迭代过程收敛速度很慢,甚至不收敛。

因此提出一种自适应的深度信息初始化,利用代价函数最小这一约束条件,每个像素点自适应的调整自身的热扩散时间步长,从而得到每个点最适合的时间步长,进而得到每个点不同的初始深度信息,以此来改进热扩散的模拟过程。其具体实现如下:首先,对输入的两幅不同聚焦的图像进行热扩散

模拟过程,热扩散系数取单位值 $c(y) = 1$,得到每一个扩散时间点及其扩散后的图像,计算每个点在每一个时间步长内相应的代价函数的积分 J_1 和 J_2 :

$$\begin{cases} J_1 = \int_{\Omega_+} [u_2(y, \Delta t) - I_1(y)]^2 dy \\ J_2 = \int_{\Omega_-} [u_1(y, \Delta t) - I_2(y)]^2 dy \end{cases}, \quad (9)$$

式中 $u_1(y, \Delta t), u_2(y, \Delta t)$ 是热扩散方程(5)式的解。找出使积分图像最小的时间点,并且将该时间点计算为初始化扩散过程的时间步长 Δt ,由(6)式可以计算出此时的相对模糊度的值为

$$\Delta\sigma(y)^2 = 2\Delta t \cdot c(y) = 2\Delta t, \quad (10)$$

将得到的初始化的相对模糊度的值进行一定的局部平滑处理,由(6)式和(7)式计算得到初始化的深度信息 $s(y)$

$$s(y) = \left(\frac{1}{f} - \frac{1}{v_2 - v_1} - \frac{1}{|v_2 - v_1|} \sqrt{1 + \frac{4\Delta\sigma|\Delta\sigma|}{\gamma^2 D^2} \frac{v_2 - v_1}{v_2 + v_1}} \right)^{-1}. \quad (11)$$

根据 $s(y)$ 计算出 $c(y)$,代入热扩散方程(5)式中进行有限差分的迭代法数值求解^[5,13]可以到图像场景深度信息。

3 基于深度信息提取的景深模拟算法

利用多聚焦图像提取出深度信息后,为得到景深模拟效果,按照深度值的不同将图像区分为背景层和前景层,前景主体保留不变,背景层进行虚化处理,模拟大光圈相机拍摄的景深效果。深度分层模板函数为

$$M(i, j) = \begin{cases} 0, & s(i, j) \leq s_{low} \\ 1, & s(i, j) \geq s_{high} \\ \frac{s(i, j) - s_{low}}{s_{high} - s_{low}}, & \text{otherwise} \end{cases}, \quad (12)$$

式中 $M(i, j)$ 是像素 (i, j) 处的模板权值, $s(i, j)$ 为深度信息值, 1 表示提取多聚焦原图 A 的聚焦区域, 0 表示提取多聚焦原图 B 的聚焦区域, 其他表示中间过渡区域, s_{low}, s_{high} 是两个判别阈值。

然后利用虚化算法对背景层进行虚化处理,得

到虚化后的背景图 I_{bokeh} :

$$I_{bokeh} = I_B \otimes f(x, y), \quad (13)$$

式中 \otimes 为卷积运算, I_B 为聚焦背景的原图, $f(x, y)$ 为分布函数, I_A 为聚焦前景的原图,最后根据模板图进行线性相加得到最终的景深模拟图 I_{output} :

$$I_{output}(i, j) = M(i, j) \times I_A(i, j) + [1 - M(i, j)] \times I_{bokeh}(i, j). \quad (14)$$

其整个的实现流程如图 1 所示。

3.1 多尺度高斯模糊

高斯模糊是一种图像模糊滤波器^[11],它用正态分布计算图像中每个像素的变换,在二维空间定义为 $f(x, y) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} \exp\left[-\frac{(x^2 + y^2)}{2\sigma^2}\right]$ 。二维高斯函数的分布曲线如图 2 所示。

本文在进行多尺度高斯模糊处理之前,先对深度模版图中的各层深度信息进行尺度标号,将前景层都标记为 0,过渡层标记为 1,背景层标记为 2。然后对其进行边缘平滑的预处理,以平滑各层次之间的交界区域,保持图像边缘的自然过渡,如图 3 所示。

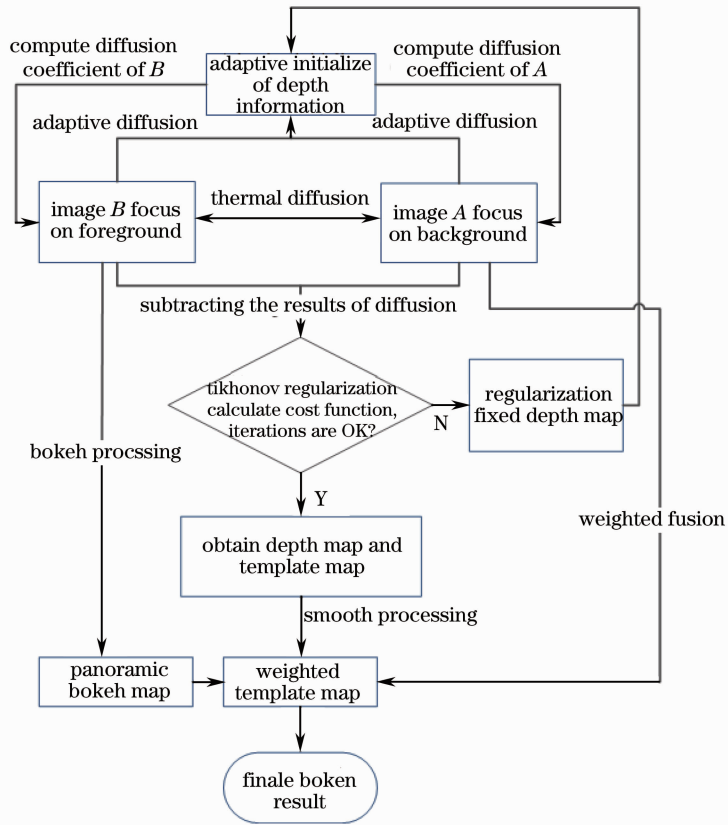


图 1 基于深度信息提取的景深模拟算法图

Fig. 1 Diagram of depth of field simulation algorithm based on depth information extraction

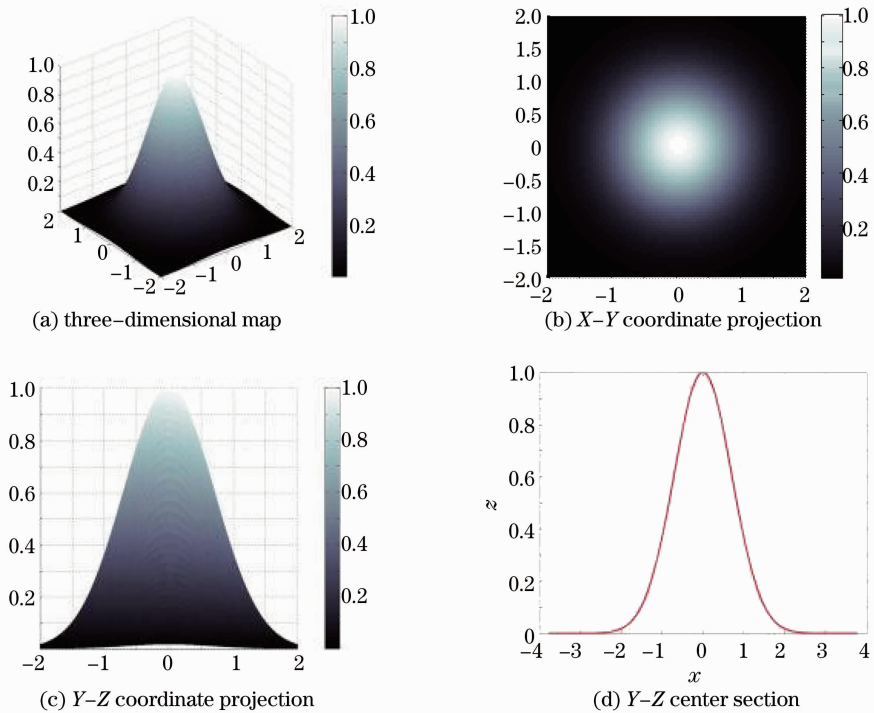


图 2 高斯函数

Fig. 2 Gaussian function

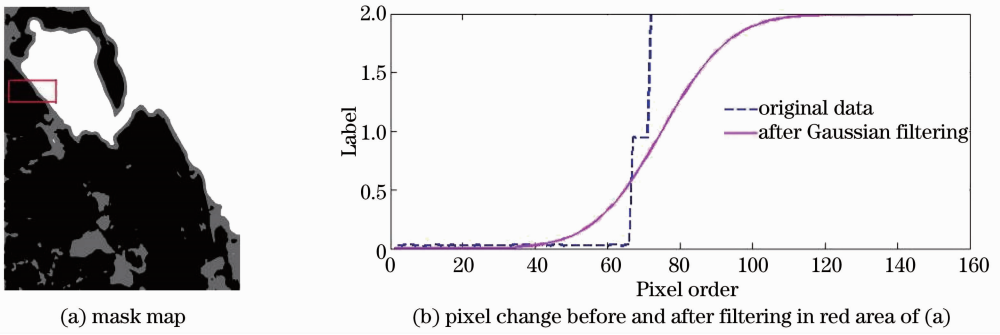


图 3 边缘平滑预处理前后对比结果

Fig. 3 Comparison of results before and after the edge smoothing

最后求出的各点的尺度标号都在 $0 \sim 2$ 之间, 最后根据尺度标号确定最后每一个点处所需要进行的虚化处理的模糊尺度。前景, 过渡区域和背景的模糊半径 R 依次为 $0, k, 2k$ (0 表示不模糊), k 为基准的模糊半径。本文算法中 k 可以依据所要模拟的相机光圈的大小来确定。一般来讲, 光圈越大, 背景虚化效果越强烈, k 的取值越大; 光圈越小, 背景虚化的效果越弱, k 的取值越小。本文使用 $k = 10$, 可以得到较好的虚化效果。

根据高斯分布的性质, 在距离中心点 3σ 以外的像素的权值已经可以忽略不计。计算得到高斯标准差: $\sigma = R/3$ 。计算出高斯标准差和模糊半径后, 就可以对图像中的每个点进行不同尺度的高斯模糊处理, 以获得前景清晰, 背景模糊的景深效果。由模糊

效果可以知道, 使用高斯模糊只是简单的将背景模糊了, 对于高亮区域无法产生单反相机拍摄的光斑效果, 细节丢失很严重, 为了真实的模拟出景深, 将高斯模糊进行了改进。

3.2 相控高斯模糊

将实数的高斯分布转换为复数的高斯分布, 在二维上可以定义相控高斯核, 具体如下:

$$k_n = \exp[-a_n + ib_n](x^2 + y^2), \quad (15)$$

式中 x, y 是坐标, a_n, b_n 是关于坐标的实部和虚部常量, n 为核的个数。先考虑 $n = 1$ 的情况, 将上述表达式分解为实部和虚部为

$$\begin{cases} \text{Re}(k_n) = \cos[b_n(x^2 + y^2)]\exp[-a_n(x^2 + y^2)] \\ \text{Im}(k_n) = \sin[b_n(x^2 + y^2)]\exp[-a_n(x^2 + y^2)] \end{cases} \quad (16)$$

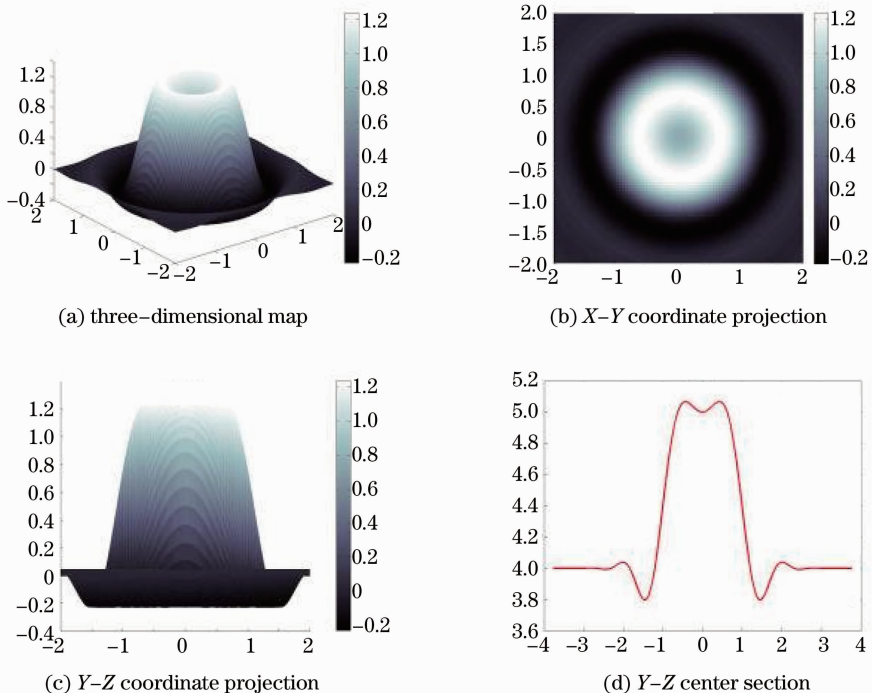


图 4 相控高斯核的实部和虚部相加分布

Fig. 4 Sum distribution of the real and imaginary parts of phase Gaussian kernel

将上述的实部和虚部分别乘以矫正参数 R_n 和 I_n 并线性相加,可以得到最终的相控高斯核函数分布为

$$f(x, y, n) = \sum_1^n R_n \cdot \text{Re}(k_n) + I_n \cdot \text{Im}(k_n). \quad (17)$$

可以得到单核的核函数分布如图 4 所示。

可以发现,与传统的高斯分布相比,图 4 的分布图能量较集中。由于单核的实部和虚部组成的光斑

仍然存在明暗的环,考虑引入多核的概念,通过多个相控高斯核的实部与虚部的叠加来使之形成单反拍摄的光斑效果。

由图 5 可知,当核的个数增加到 5 个时,其分布基本是一个圆形的光斑,利用此核函数和原图进行卷积,可以明显的看到在光亮处形成圆形光斑,其他区域也存在虚化效果,和单反相机拍摄的效果类似,具体效果如图 8 所示。

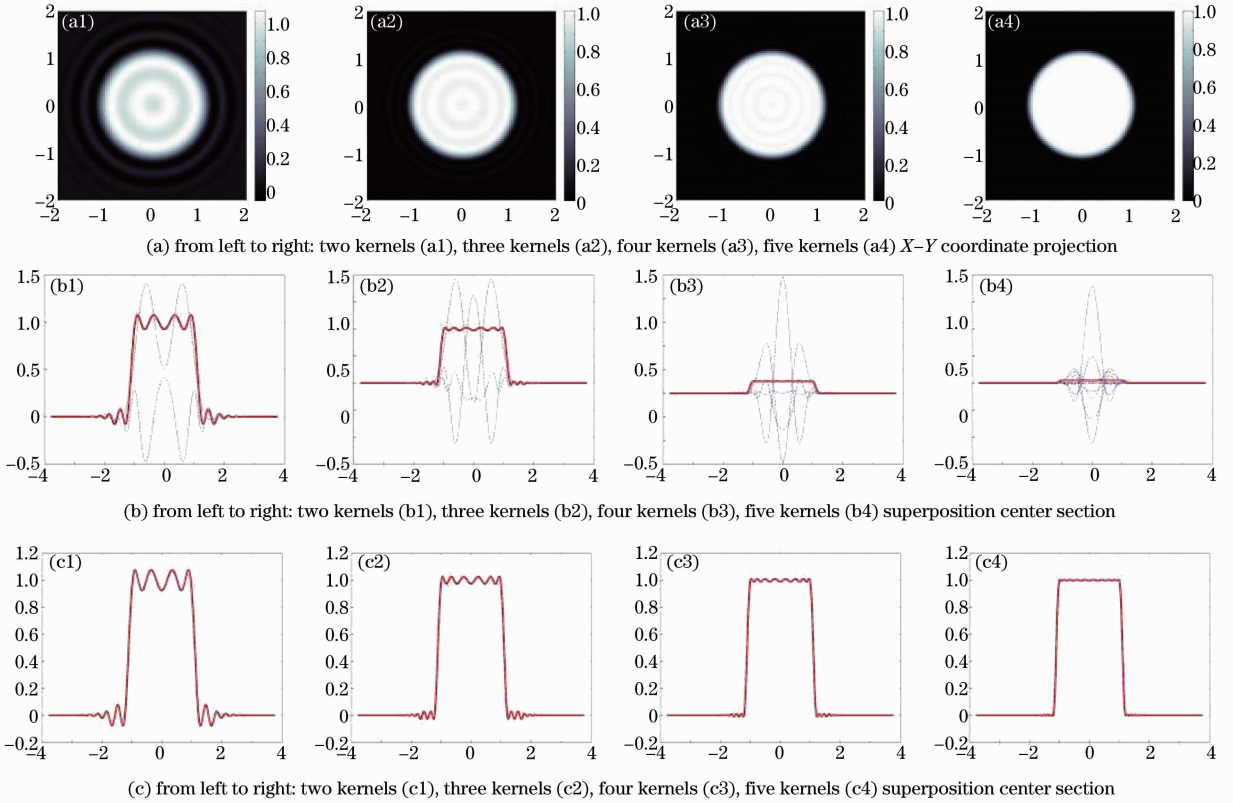


图 5 多核函数分布的 X-Y 坐标投影和截面分布

Fig. 5 X-Y coordinate projection and center section of multiple kernel distribution

4 实验结果与讨论

本算法的测试图片是网上经过配准的图像以及部分拍摄图像,限于篇幅,本文选取其中的两幅图为例:book 图像组,这组图像是严格配准的前后聚焦图像;Light 图像组,为单反拍摄的多聚焦图像,分别对深度提取结果和景深模糊效果进行比较。

4.1 深度信息提取评价

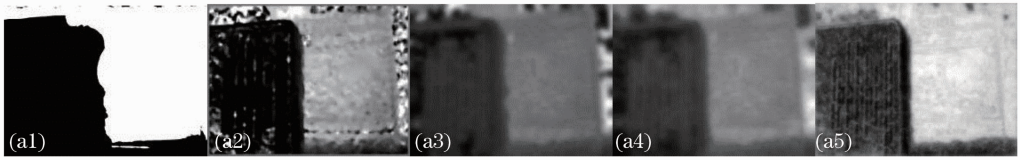
深度图提取的越准确,根据深度图得到的前景或者背景区域越准确,位于前景的主体越能保持完整,背景的模糊也能更加符合真实的浅景深效果。将基于信息散度的深度提取方法^[3]、基于最小二乘

的深度提取方法^[4]、基于清晰度的深度提取方法^[14]和与本文算法进行对比,提取出的深度用 256 个等级的灰度图表示,规定灰度值越小,即图像越暗,表示离拍摄者越近。

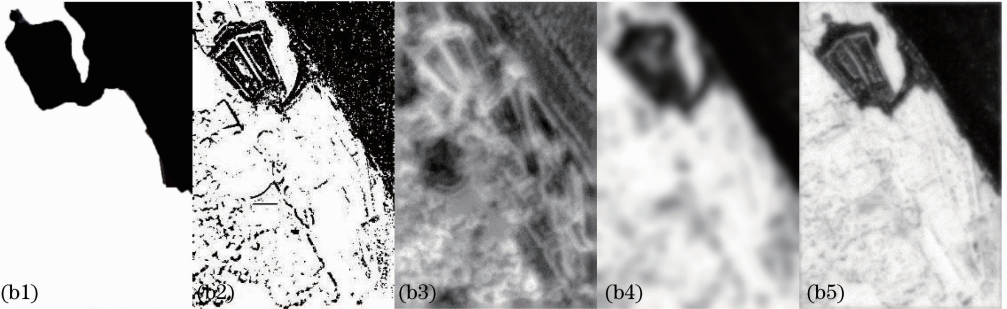
由图 6 可知基于清晰度的深度提取只能得出两层深度,并且在前、背景交界处出现大面积误判,效果较差;基于最小二乘的有很多小范围的噪点,图 6 (a)中书架,墙以及书本内部都有很多小面积的误判,light 组图前景和背景区域判断有细节误差;基于信息散度和热扩散的深度图前背景对比度不强,深度图主观看起来很模糊,尤其基于信息散度的提取在 light 组图像细节丢失较大;改进后的深度估计

前背景的对比度较强, 相对的具有层次感, 对于前背景的轮廓区域。

景的深度估计也较准确, 能够较好的看出书本和灯的



(a) depth map of book, from left to right: definition (a1), least square(a2), information divergence (a3), heat diffusion (a4), improved heat diffusion (a5)



(b) depth map of light, from left to right: definition (b1), least square (b2), information divergence (b3), heat diffusion (b4), improved heat diffusion (b5)

图 6 深度提取算法效果对比结果

Fig. 6 Comparison of result of depth extraction algorithm

由于无法得到真实场景的深度信息, 本算法提取出的深度信息与实际物距的误差估计难以得到, 考虑从像素匹配度方面来估计深度提取算法的精度。参照手动提取出的前景像素点, 并将深度信息图二值化处理, 计算二值化深度图前景和背景区域

像素判断的正确率来作为算法精度的判断标准(阈值选取条件为使正确率最高)。

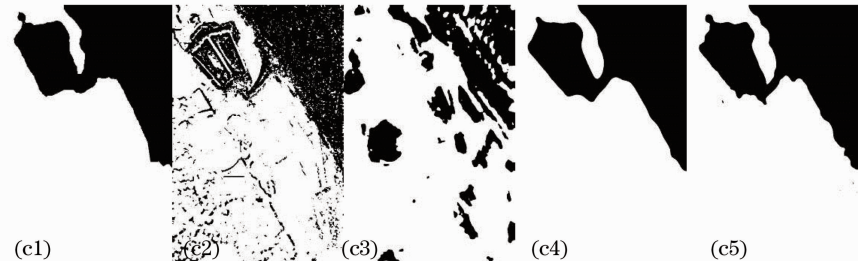
对图 7 组图计算出像素的正确率如下表 1 所示, 由表中数据可以发现, 本文的深度提取算法像素误判率相比其他算法低, 算法的精度较高。



(a) foreground area of book group and light extracted manually



(b) binarization of figure 6(a), from left to right threshold for: 10 (b1), 62 (b2), 68 (b3), 78 (b4), 108 (b5)



(c) binarization of figure 6(b), from left to right threshold for: 10 (c1), 62 (c2), 68 (c3), 78 (c4), 108 (c5)

图 7 深度图二值化

Fig. 7 Binarization of depth map

表 1 不同算法深度提取结果的像素匹配度

Table 1 Pixel matching degree of different algorithms depth results

Pixel matching degree	Book			Light		
	Foreground	Background	Full graph	Foreground	Background	Full graph
Definition	0.9801	0.9082	0.9397	0.9136	0.9741	0.9558
Least square	0.8954	0.9499	0.9260	0.8025	0.9331	0.8935
Information divergence	0.9664	0.9289	0.9454	0.4490	0.8458	0.7254
Heat diffusion	0.9591	0.9405	0.9487	0.9353	0.9924	0.9751
Improved heat diffusion	0.9808	0.9545	0.9669	0.9313	0.9953	0.9759

在主观评价的基础上,可以知道深度信息图的准确比较依赖于前背景分离轮廓是否符合实际的景深。较好的深度提取算法能维持前景背景的完整性和准确性,保持与源图片一致的边缘特性。本文采用边缘保持指数(EPI)^[15],边缘强度(Edge)^[15],空间结构相似度(Q^{FBD})^[16]三个指标来评价深度信息

图。边缘强度值越大表示深度图越多的保留了源图像边缘信息,融合的效果越好。边缘保持指数越高,则深度提取算法的保持边缘能力越强,深度提取效果越好。 Q^{FBD} 值越大表示深度图像越多的保留了源图像中的边缘、方差等结构化信息。

表 2 不同算法深度提取结果的客观指标

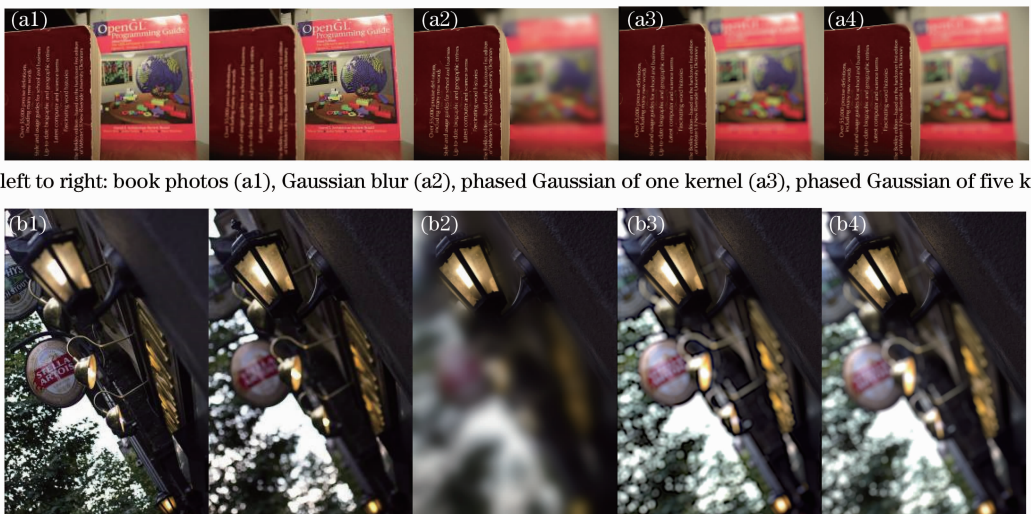
Table 2 Objective indicator of different algorithms depth results

Algorithm	EPI		Q^{FBD}		Edge	
	Book	Light	Book	Light	Book	Light
Definition	0.106	0.146	0.014	0.010	5.395	6.611
Least square	0.367	2.535	0.031	0.031	17.777	109.087
Information divergence	0.099	0.448	0.022	0.044	4.938	20.497
Heat diffusion	0.087	0.196	0.028	0.026	4.385	9.101
This paper	0.240	0.385	0.033	0.039	11.751	17.157

4.2 景深模拟效果评价

利用改进的热扩散方程提取出的深度信息图划

分出的前背景,保留前景,模糊背景得到如下的景深模拟结果(如图 8 所示)。



(a) from left to right: book photos (a1), Gaussian blur (a2), phased Gaussian of one kernel (a3), phased Gaussian of five kernels (a4)

(b) from left to right: light photos (b1), Gaussian blur (b2), phased Gaussian of one kernel (b3), phased Gaussian of five kernels (b4)

图 8 虚化算法效果对比结果

Fig. 8 Comparison result of bokeh algorithm

为了体现具体效果差异细节,图 9 中将 light 组图像的差异进行了放大对比。

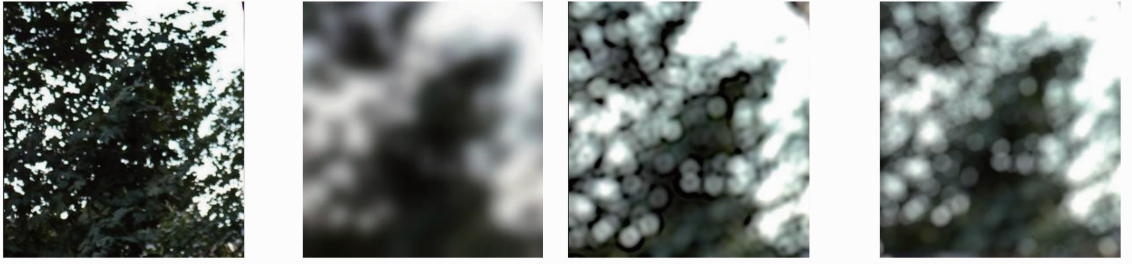
由图 9 并对比观察图 6 的深度信息图,可以发

现,本算法基本能将前景和背景分离开来。与传统的高斯模糊相比,相控高斯模糊的效果要更加贴近单反相机(SLR)的成像效果,主体突出的同时也保

证的背景的虚化效果,成功的模拟出景深的效果。

为了与单反相机拍摄效果进行对比,用 Canon EOS 550D 拍摄了一组多聚焦图像以及该场景的虚

化效果图(相机参数焦距 $f=35$ mm,光圈 $D=4.5$,曝光时间 0.1 s),如图 10 所示。



(a) original image focus on background (b) Gaussian blur (c) phased Gaussian of one kernel (d) phased Gaussian of five kernels

图 9 light 组图像差异放大对比结果

Fig. 9 Difference enlargement results of light photos



(a) from left to right: image focus on foreground (a1), image focus on background (a2), SLR cameraeffect (a3), depth of field simulation (a4)



(b) difference enlargement, from left to right: image focus on background (b1), Gaussian blur (b2), SLR camera effect (b3), depth of field simulation (b4)

图 10 单反相机拍摄效果对比结果

Fig. 10 Single lens reflex (SLR) camera comparison results

可以发现,位于主体的栏杆根据深度信息图作为前景区域被较完整的保留下来,而背景区经过相控高斯滤波后由清晰变模糊,其景深模拟效果基本和单反相机拍摄的效果一致。

5 结 论

分析了背景虚化技术的光学成像原理,通过对计算机图形学中景深模拟算法的分析和数学建模,提出了一种能够在摄影学领域实现的基于多聚焦图像深度信息提取的景深模拟背景虚化显示算法。给定一组多聚焦图像,通过改进基于热扩散理论的深度提取算法得到深度信息图,进行分层处理后利用多核的相控高斯模糊达到景深模拟虚化效果,实验结果表明该算法的深度信息提取效果和模拟虚化效果明显优于对比算法。

参 考 文 献

- Zhou Qiang, Peng Junyi, Dai Shuling. Programmable GPU based real-time simulation of depth of field [J]. Journal of System Simulation, 2006, 18(8): 2219-2221.
- 周强,彭俊毅,戴树岭.基于可编程图形处理器的实时景深模拟[J].系统仿真学报,2006,18(8):2219-2221.
- P Pentland. A new sense for depth of field [J]. IEEE Trans Pattern Anal Mach Intell, 1987, 9(4): 523-531.
- P Favaro, A Mennucci, S Soatto. Observing shape from defocused images [J]. International Journal of Computer Vision, 2003, 52(1): 25-43.
- P Favaro, S Soatto. A geometric approach to shape from defocus [J]. IEEE Trans Pattern Anal Mach Intell, 2005, 27(3): 406-417.
- P Favaro, S Soatto, M Burger, et al.. Shape from defocus via diffusion [J]. IEEE Trans Pattern Anal Mach Intell, 2008, 30(3): 518-531.
- Tian Yanbing, Bai Jian, Huang Zhi. Depth estimation with a panoramic stereo imaging system [J]. Acta Optica Sinica, 2013, 33(6): 0611002.
- 田延冰,白剑,黄治.基于全景环带立体成像系统的深度信

- 息估计[J]. 光学学报, 2013, 33(6): 0611002.
- 7 C Tang, C P Hou, Z J Song. Defocus map estimation from a single image via spectrum contrast [J]. Opt Lett, 2013, 38(10): 1706—1708.
- 8 Xu Xiangyang, Chen Guangxue. Research of visual distance blur algorithm based on multi-scale overlay [J]. Acta Optica Sinica, 2014, 34(2): 0233002.
- 许向阳, 陈广学. 基于多尺度叠加的视觉距离模糊算法的研究[J]. 光学学报, 2014, 34(2): 0233002.
- 9 S Lee, G J Kim, S Choi. Real-time depth-of-field rendering using anisotropically filtered mipmap interpolation [J]. Visualization and Computer Graphics, IEEE Transactions on, 2009, 15(3): 453—464.
- 10 J Z Wu, C W Zheng, X H Hu, *et al.*. Rendering realistic spectral bokeh due to lens stops and aberrations [J]. Vis Comput, 2013, 29(1): 41—52.
- 11 Feng Xinxing, Zhang Liyan, Ye Nan, *et al.*. Fast algorithms on center location of two dimensional Gaussian distribution spot [J]. Acta Optica Sinica, 2012, 32(5): 0512002.
- 冯新星, 张丽艳, 叶南, 等. 二维高斯分布光斑中心快速提取算法研究[J]. 光学学报, 2012, 32(5): 0512002.
- 12 Li Xuyang, Li Yingcai, Ma Zhen, *et al.*. Orthoscopic, telephoto camera optical system design [J]. Acta Optica Sinica, 2010, 30(9): 2657—2661.
- 李旭阳, 李英才, 马臻, 等. 消畸变、长焦距相机光学系统设计[J]. 光学学报, 2010, 30(9): 2657—2661.
- 13 Xiao Jinshen, Feng Hui, Yi Benshun, *et al.*. Finite difference for semilinear parabolic differential inclusions method [J]. Journal of Wuhan University: Natural Science Edition, 2006, 52(3): 262—266.
- 肖进胜, 冯慧, 易本顺, 等. 半线性抛物型微分包含的有限差分法[J]. 武汉大学学报: 理学版, 2006, 52(3): 262—266.
- 14 Huang Zhiyin, Zhang Maojun, Zhang Xin, *et al.*. Multi-focus image fusion algorithm based on relative activity level [J]. Microcomputer Information, 2009, 25(6-3): 289—291.
- 黄志银, 张茂军, 张鑫, 等. 基于相对清晰度的多焦距图像融合算法[J]. 微计算机信息, 2009, 25(6-3): 289—291.
- 15 Yang Huixian, Wang Xusi, Xie Penghe, *et al.*. Infrared image denoising based on improved threshold and inter-scale correlations of wavelet transform [J]. Acta Automatica Sinica, 2011, 37(10): 1167—1174.
- 杨恢先, 王绪四, 谢鹏鹤, 等. 改进阈值与尺度间相关的小波红外图像去噪[J]. 自动化学报, 2011, 37(10): 1167—1174.
- 16 Y Chai, H F Li, M Y Guo. Multifocus image fusion scheme based on features of multiscale products and PCNN in lifting stationary wavelet domain [J]. Opt Commun, 2011, 284(5): 1146—1158.

栏目编辑: 张浩佳